Journal of Agricultural Machinery

Homepage: https://jame.um.ac.ir

Research Article
Vol. 12, No. 4, 2022, p. 529-542

Distinguishing Rain-fed and Irrigated Crops in Hamadan Province Using Spectral Indices of Satellite Images

H. Mohamadi Monavar[1*], S. Zibazadeh[2]

1- Assistant Professor, Department of Bio-system Engineering, Faculty of Agriculture, Bu-ali Sina University, Hamadan, Iran
2- MSc graduate, Department of Bio-system Engineering, Faculty of Agriculture, Bu-ali Sina University, Hamadan, Iran
(*- Corresponding Author Email: hosna.mohamadi@basu.ac.ir)
https://doi.org/10.22067/jam.2021.69074.1022

Received: 24-02-2021 Revised: 21-09-2021 Accepted: 03-10-2021 Available Online: 04-10-2021	**How to cite this article:** Mohamadi Monavar, H., & Zibazadeh, S. (2022). Distinguishing Rain-fed and Irrigated Crops in Hamadan Province Using Spectral Indices of Satellite Images. *Journal of Agricultural Machinery, 12*(4), 529-542. (in Persian with English abstract). https://doi.org/10.22067/jam.2021.69074.1022

Introduction

Remote sensing methods for mapping farms and crops have been widely used in the last three decades. This method is applied to identify irrigated areas around the world (Alipour *et al.*, 2014), although most of these studies are in areas with semi-arid climates and low rainfall or lack of rainfall which has a significant effect on the spectral characteristics of plants. In this study, Landsat 8 and MODIS satellite images were used to identify and separate two irrigated and rain-fed wheat farms in Hamadan province. Two algorithms of support vector machine (SVM) and minimum distance (MD) were used simultaneously to classify irrigated and rain-fed farms. In the next step, the area under cultivation of rain-fed and irrigated wheat was predicted in the whole cultivated area of Hamadan province. Finally, the cultivation area of rain-fed and irrigated crops was calculated in the province using Sentinel 3 satellite images based on the random forest algorithm in 2016.

Materials and Methods

The study area is Hamedan province, which is located between 59˚ 33′ and 49˚ 35′ north latitude and also from 34˚ 47′ to 34˚ 49′ east longitude of the Greenwich meridian. A 50-hectare rain-fed wheat farm in Amzajerd was used as a sample to extract the properties of rain-fed wheat. Also, irrigated indices were extracted from a 100-hectare irrigated wheat farm located in Kaboudrahang. Satellite images were applied to separate irrigated and rain-fed wheat in Hamadan province. NDVI, EVI and NDWI indices were extracted from 16-day images of Landsat, MODIS, and Sentinel 3 sensors in the five-year period (2015-2019). Google Earth Engine (GEE) system was the environment for performing image processing calculations and extracting indices and maps.

Results and Discussion

The NDVI and EVI of irrigated and rain-fed wheat farms were calculated in 2015-2019. A small peak was observed in the rain-fed and irrigated NDVI trend in November due to the early germination of wheat leaves in winter, and the larger peak in May and June showed the maximum greenness of irrigated and rain-fed wheat, respectively. The ascending or descending trend of NDVI / EVI had no constant slope. This can be due to changes in meteorological parameters, which sometimes cause a sudden increase or decrease in the values of these indices. Despite the non-linearity of the NDVI / EVI trend over time, the maximum greenness was recorded just a month before the wheat harvest, which was seen in the third decade of May to the first decade of June. One of the cases is the sharp drop of NDVI / EVI after its final peak, which was definitely due to yellowing wheat and harvesting. Since the distinction between rain-fed and irrigated crops was difficult only based on NDVI, NDWI was also used to determine the water content of wheat so that irrigated wheat could be identified. However, the difference between rain-fed and irrigated wheat in terms of NDWI spectral density was insignificant; the maximum and minimum occurrence times of NDWI and NDVI of rain-fed and irrigated wheat were chosen for their separation. In order to map the cultivation area, in addition to the MODIS sensor, Sentinel 3 was used due to its ability to detect chlorophyll accurately. Due to the fact that the imaging of the Sentinel 3 satellite started since 2016, the map of rain-fed and irrigated cultivation as well as the cultivation area and their separation was done based on the random forest algorithm in 2016.

Conclusion

The results of this study showed that the appropriate method for distinguishing between rain-fed and irrigated wheat is the simultaneous use of several indices. Also, the greatest difference is in the maximum greenness, which happened almost one month before harvest. MD and SVM classification algorithms could distinguish irrigated and rain-fed wheat from other crops with 90% and 80% accuracy, respectively. Distinguished maps of irrigated and rain-fed crops based on the random forest algorithm were obtained using Sentinel 3 satellite imagery which can show the fertility of agricultural lands in the province.

Keywords: Distinguishing of rainfed and irrigated, Satellite images, Vegetation indices, Wheat

نشریه ماشین‌های کشاورزی
https://jame.um.ac.ir

مقاله پژوهشی

جلد ۱۲، شماره ۴، زمستان ۱۴۰۱، ص ۵۴۲-۵۲۹

تفکیک مزارع کشت دیم و آبی در استان همدان با استفاده از شاخص‌های طیفی تصاویر ماهواره‌ای

حسنا محمدی منور[1*]، سمانه زیبازاده[2]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۱۲/۰۶
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۷/۱۱

چکیده

استفاده از تکنیک سنجش از دور امروزه در کشاورزی کاربردهای فراوانی دارد ازجمله تعیین سطح زیرکشت و پیش‌بینی عملکرد محصول. در این پژوهش از تصاویر ماهواره‌ای جهت تفکیک گندم آبی و دیم در استان همدان استفاده شد. شاخص‌های NDVI، EVI و NDWI از تصاویر ۱۶ روزه سنجنده‌های لندست، مادیس و سنتینل ۳ در بازه پنج ساله مورد مطالعه (۲۰۱۵-۲۰۱۹) استخراج گردید. نتایج شاخص‌ها نشان داد کاهش شدید EVI/NDVI بعد از نقطه اوج به‌دلیل آن است که زمان زرد شدن و یا برداشت محصول فرا رسیده است. به‌علاوه NDWI به‌ترتیب در بیشینه سبزینگی گندم در کشت آبی و دیم ۰/۷۶۷ و ۰/۷۳۶ دیده شد. سامانه Google Earth Engine محیط انجام محاسبات پردازش تصاویر و استخراج شاخص‌ها و نقشه‌ها بود و نرم‌افزار R نیز برای آنالیزهای طبقه‌بندی و تفکیک کشت دیم و آبی به‌کار رفت. نتایج نشان داد نقشه استان بر اساس سطح زیر کشت دیم و آبی ماهواره سنتینل ۳ جزییات بیشتری را نشان داد. همچنین استفاده همزمان از چند شاخص NDVI، EVI و NDWI توانست قدرت تفکیک را افزایش دهد. علی‌رغم شباهت‌های موجود، الگوریتم‌های SVM و MD نیز با دقت قابل‌قبولی تفکیک کشت دیم و آبی استان را ارائه دادند. نتایج نشان داد کشت دیم و آبی گندم استان با دقت ۰/۷۳۷ تفکیک شد و تفکیک گندم از سایر کشت‌ها با دقت ۰/۹۴۵ انجام گردید.

واژه‌های کلیدی: تصاویر ماهواره‌ای، تفکیک کشت دیم و آبی، شاخص‌های سبزینگی، گندم

مقدمه

آب اصلی‌ترین منبع طبیعی است که به‌دلیل تغییرات اقلیمی و مصارف بی‌رویه انسانی مقدار آن به‌خصوص در مناطق خشک و نیمه‌خشک محدود می‌شود (Drusch *et al.*, 2013). افزایش دما به‌خصوص در منطقه مدیترانه و درنتیجه افزایش نیاز به مصرف آب در صنعت و کشاورزی و همچنین کاهش نزولات جوی سبب کمتر شدن آب در دسترس شده است (Hartmann *et al.*, 2013). در این منطقه کشاورزی اصلی‌ترین مصرف‌کننده آب می‌باشد به‌خصوص در کشت‌های تابستانه (ذرت، گندم، محصولات جالیزی و غیره) که میزان بارندگی محدود و نیاز آبی شدید می‌باشد (Guzinski & Nieto, 2019). در نتیجه تخمین آبیاری محصولات در زمین‌های وسیع، یک مسئله اساسی است که روش‌های متعارف زمینی می‌توانند فقط یک راه‌حل جزئی ارائه دهند. در واقع، چنین روش‌هایی نیروی کار و زمان طولانی می‌طلبند و بنابراین فقط برای ارزیابی آبیاری محصول در مناطق نسبتاً کوچک زمین و دوره‌های زمانی کوتاه استفاده می‌شوند (Giannini & Bagnoni, 2000). روش‌های سنجش از دور برای تهیه نقشه مزارع و محصولات کشاورزی در سه دهه اخیر به‌طور گسترده مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این روش برای تشخیص مناطق آبی در سراسر دنیا به‌کار می‌رود (Alipour, Agh-Khani, Abbaspour-Fard, & Sepehr, 2014; Alexandridis, Zalidis, & Silleos, 2008; Wardlow, Egbert, & Kastens, 2007; Akbari *et al.*, 2006)، اگرچه اکثر این مطالعات در مناطق با اقلیم نیمه‌خشک و کم بارش انجام شده است و کمبود بارش در خصوصیات طیفی گیاه تاثیر قابل‌توجهی دارد. در مقایسه با کشت‌های آبی در مناطق خشک و نیمه‌خشک، کشت دیم در مناطقی با رطوبت بالا که ممکن است حتی در تابستان هم بارش‌های طولانی را تجربه کنند، خصوصیات طیفی گیاه تغییر چندانی نخواهد داشت (Shamal & Weatherland, 2014). از طرفی نقشه‌برداری از محصولات آبی در آب و هوای مرطوب یا معتدل با استفاده از تکنیک‌های سنجش از

۱- استادیار، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران
۲- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران
(*- نویسنده مسئول: Email: hosna.mohamadi@basu.ac.ir)
https://doi.org/10.22067/jam.2021.69074.1022

دور نیاز بـه دقـت زیـادی دارد و بـه آسـانی آب و هـوای خشـک یـا نیمه‌خشک نیست (Droogers, 2002). در مناطق معتدل تعیین نقشه کشت آبی مشکل است زیرا تفاوت بسیار اندکی در فنولـوژی گیاهـان دیم و آبی وجود دارد که به‌دلیل شرایط آب و هوایی و اقلیم مرطـوب رخ می‌دهد (Peña-Arancibia *et al*., 2014).

استفاده از ماهواره‌ها موقعیت جدیدی برای نقشه‌برداری از مـزارع کشـاورزی مهیـا نمـوده اسـت (Drusch *et al*., 2012). مطالعـات بسیاری از تصاویر ماهواره‌ای و سری زمانی جهت تهیه نقشـه مـزارع بهره جسته‌اند. استفاده از الگوریتم‌هـای سـری زمـانی سـبب کـاهش خطای استخراج شـاخص‌هـا از تصـاویر ابرآلـود مـاهواره‌ای مـی‌شـود (Vuolo, Neuwirth, Immitzer, Atzberger, & Ng, 2018) برای مثال تصاویر اپتیکی سنتینل ۲ در منطقه گرمسیری افریقا بـرای تهیه نقشه محصول استفاده شده است (Vogel *et al*., 2019) اگرچه دقت تصاویر در مناطق معتدل استوایی بـه‌علـت غلظـت ابـر کـاهش می‌یابد. برخی از مطالعات نشان می‌دهند که ترکیب تصاویر اپتیکـی و راداری اعتبار نقشه‌ها را بهبود می‌بخشد. استفاده همزمان ماهواره‌های سنتینل ۱ و سنتیل ۲ بـرای تعیـین مسـاحت کشـت آبـی بـه‌منظـور تخمین آب‌های زیر زمینی (Ferrant *et al*., 2017)، استفاده همزمان از مـاهواره لندسـت ۸ و سـنتینل ۱ بـرای نقشـه‌بـرداری مـزارع آبـی (Demarez, Helen, Marais-Sicre, & Baup, 2019) اسـتفاده از سـری زمـانی و تصـاویر راداری سـنتینل ۱ (Bazzi *et al*., 2019) مثال‌هایی برای افزایش دقت نقشه‌برداری می‌باشند. باوجود مطالعـات فراوان برای تشخیص کشت آبی در منـاطق خشـک و نیمـه‌خشـک، اطلاعات کافی برای تفکیک مزارع دیم و آبی در مناطق معتدل با بـا آبیاری نسبتا بالا وجود ندارد. ترکیب تصاویر اپتیکـی مکـانی و زمـانی لندست ۸ و تصاویر SAR[1] سنتینل ۱ قابلیت تشخیص مـزارع آبـی را در منطقه معتـدل جنـوب فرانسـه فـراهم نمـود (Demarez *et al*., 2019). اگرچه در ایـن مطالعـه عامـل محدودکننـده وضـوح مکـانی تصاویر ماهواره لندست ۸ بیان شد.

در این پـژوهش از تصـاویر مـاهواره لندسـت ۸ و مـادیس بـرای شناسایی و تفکیک دو مزرعه کشت آبی و دیم گندم در استان همدان استفاده گردید. در تفکیک مزارع از دو الگوریتم ماشین بردار پشتیبان[2] (svm) و حداقل فاصله[3] (MD) به‌طور همزمان استفاده شـد. اسـتفاده همزمان از شاخص‌های گیاهی و اقلیمی در سال‌هـای متمـادی دقـت این مطالعه را افزایش داد. در نهایـت بـا اسـتفاده از تصـاویر مـاهواره سنتینل ۳ و شاخص‌های آب و هوایی، مساحت زیرکشت دیـم و آبـی محصولات کل استان بر اساس مقایسه نقشه مبنا در سال‌های ۲۰۱۶ و ۲۰۱۹ محاسبه و مقایسه شد. علاوه بر الگوریتم‌های طبقه‌بندی ذکر شده، الگوریتم نظارت شده جنگل تصادفی[4] به دلیل عدم وابستگی به پارامترها به‌کار رفت.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

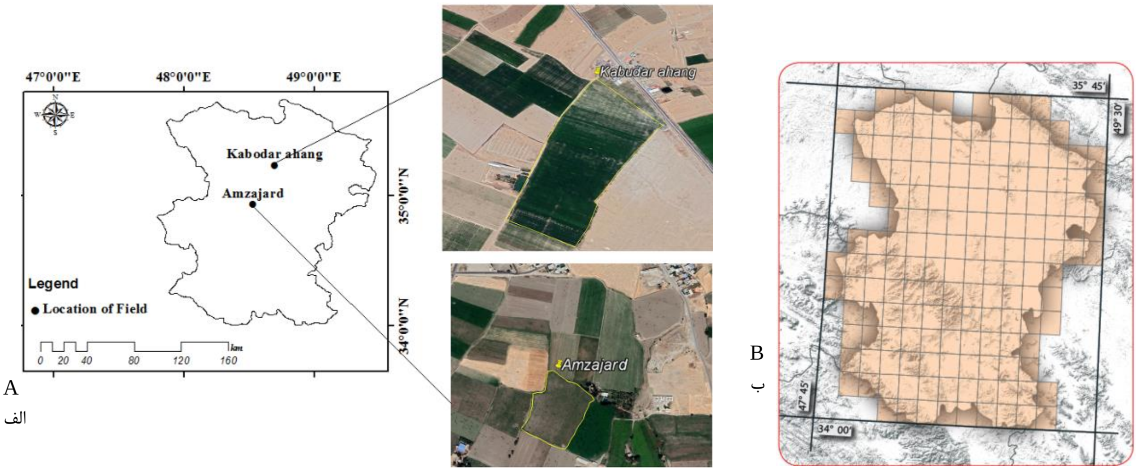
محدوده‌ی مورد مطالعه استان همدان است که بین مـدارهای ۵۹ درجه و ۳۳ دقیقه تا ۴۹ درجه و ۳۵ دقیقه عرض شمالی و ۳۴ درجه و ۴۷ دقیقه تا ۳۴ درجه و ۴۹ دقیقه طول شرقی از نصف‌النهار گرینـویچ قرار گرفته است (شکل ۱). استان همدان با مساحت ۲۰/۱۷۳ کیلومتر مربع در ناحیه‌ی غربی کشور واقع شده و از غرب به اسـتان سـنندج و کرمانشاه و از جنوب به استان لرستان و از قسـمت شـرق بـه اسـتان مرکزی و در قسمت شمال به استان زنجان محدود مـی‌شـود. هـوای همدان سرد و خشک می‌باشد و حـداکثر دمـای آن در تابسـتان ۳۶/۸ درجه سانتی‌گـراد و حـداقل در زمسـتان ۲۹/۶ - درجـه سـانتی‌گـراد می‌رسد و میزان بارش سالیانه‌ی آن به‌طور متوسط ۳۴۳/۱ میلـی‌متـر است. گندم یکی از اصلی‌تـرین محصـولات مـورد کشـت کشـاورزان استان همدان می‌باشد و ۴۰۰ هـزار هکتـار از مـزارع اسـتان بـه ایـن محصول اختصاص دارد. پژوهش حاضر به تغییرات سطوح زیر کشـت دیم و آبی در طی سال‌هـای ۲۰۱۵ تـا ۲۰۱۹ مـی‌پـردازد. مزرعـه ۵۰ هکتـاری گنـدم دیـم (34.93N, 48.53E) واقـع در امزاجـرد اسـتان همدان به‌عنوان نمونه برای استخراج خواص طیفی کشت دیـم گنـدم به‌کار رفت. همچنین از مزرعه ۱۰۰ هکتـاری گنـدم آبـی (35.21N, 48.72E) واقع در کبودراهنگ شاخص‌های پوشش‌های گیاهی کشت آبی استخراج گردید (شکل ۱-الف).

سنسورهای تصویربرداری

در پژوهش حاضر از تصاویر سنجنده‌های با توان تفکیک مکـانی بالا مانند لندست به‌منظور استخراج انـواع کشـت‌هـای دیـم و آبـی و سپس با استفاده از تصاویر سنجنده‌هایی با توان تفکیـک زمـانی بـالا مانند مادیس به‌منظور استخراج سیکل رشد محصـول در بـازه زمـانی مورد مطالعه استفاده شد. با توجه به مشکلات موجود در روند تحقیـق که از جمله مهم‌ترین آن‌هـا کوچـک بـودن مـزارع کشـاورزی بـود از شاخص‌های NDVI و EVI استخراج شده از تصاویر سـنجنده‌هـایی با توان تفکیک مکانی و زمانی بالا برای کل اسـتان همـدان اسـتفاده شد. از طرفی، به دلیل ابری بودن برخی‌از روزهایی که تصـویربرداری ماهواره‌ای انجام می‌شد از داده‌های TM[5] و ETM[6] سنجنده لندسـت

1- Synthetic Aperture Radar
2- Support Vector Machine
3- Minimum Distance
4- Random Forest
5- Thematic Mapper
6- Enhanced Thematic Mapper

استفاده شد.



شکل ۱– الف– مزارع مورد مطالعه و ب– طول و عرض جغرافیایی استان همدان

Fig.1. A- Studied fields, B-Latitude and longitude of the study area of Hamadan province

سنسورهای تصویرگر عملیاتی زمین (OLI) و سنسور مادون قرمز حرارتی (TIRS) نسبت سیگنال به نویز (SNR) را در عملکرد رادیومتری لندست ۸ بهبود بخشیده‌اند و در نتیجه کمی کردن داده‌ها امکان توصیف بهتری از پوشش گیاهی را فراهم می‌سازد (Morfitt *et al.*, 2015). سنجنده‌ی مادیس نواحی طیف مرئی (VIS)، مادون قرمز نزدیک (NIR)، مادون قرمز با طول موج کوتاه (SIR) و یا مادون قرمز میانی (MIR) و مادون قرمز با طول موج‌های بلند (LIR) را پوشش می‌دهد و برای اندازه‌گیری شاخص‌هایی مانند پوشش گیاهی (VI)، شاخص سطح برگ (LAI)، شاخص انحصار تابش فعال فتوسنتزی (FRAR)، شاخص تابع توزیع انعکاس دو محوری (BRDF) و پوشش برف، یخ، دریا و درجه حرارت سطح زمین (LST) به‌کار می‌رود (Gao *et al.*, 2005). در نهایت به‌منظور تایید نتایج سنجنده مادیس از ماهواره سنتینل ۳ برای تعیین مساحت مناطق کشت دیم و آبی کل استان همدان استفاده گردید. سنسور اندازه‌گیری شاخص کلروفیل زمینی[1] (OTCI) در ماهواره سنتینل ۳ می‌تواند محتوای کلروفیل گیاهان را تشخیص دهد (Pastor-Guzman *et al.*, 2020). تصاویر OTCI با وضوح ۳۰۰ متر در سایت کوپرنیکوس در دسترس عموم می‌باشد. برای محاسبه آن از باندهای بازتابی ۱۰، ۱۱ و ۱۲ قرمز، لبه قرمز و مادون قرمز نزدیک به‌ترتیب با طول موج‌های ۶۸۱/۲۵، ۷۰۸/۷۵ و ۷۳۵/۷۵ نانومتر سنسور تغییر رنگ زمین و اقیانوس[2] (OLCI) سنتینل ۳ استفاده شد. چندین ماهواره چند طیفی امکان تخمین LCC و CCC را دارند زیرا در نواحی لبه قرمز مجهز به باند هستند. به‌عنوان مثال می‌توان به RapidEye (۷۱۰ نانومتر) (Vuolo, Dash, Curran, Lajas, & Kwiatkowska, 2012)، WorldView-2 (۷۲۵ نانومتر) (Heenkenda, Joyce, Maier, & De Bruin, 2015) و Sentinel-2 (۷۰۴، ۷۴۰، ۷۸۲ نانومتر) (Delloye, Weiss, & Defourny, 2018). با این حال، این سیستم عامل‌ها فاقد بایگانی طولانی مدت تاریخی هستند و محصولات متغیر بیوفیزیکی عملیاتی تولید نمی‌کنند. سنتینل ۳ (۲۰۱۶ تا کنون) با مشخصات مکانیکی و نوری مشابه طیف‌سنج تصویربرداری با وضوح متوسط[3] (MERIS) (۲۰۰۲-۲۰۱۲) برای اطمینان از تداوم تولید و بررسی محصولات بیوفیزیکی زمینی و دریایی طراحی شد. شاخص کلروفیل زمینی (OTCI) شاخصی از میزان کلروفیل کانوپی است و برای ادامه بررسی شاخص کلروفیل زمینی سنجنده Envisat MERIS در نظر گرفته شده است.

شاخص‌های طبقه‌بندی

فرضیه اساسی در روش آماری تجربی اندازه‌گیری میزان سبزینگی می‌باشد. شاخص طیفی NDVI و EVI به‌طور مستقیم با تخمین محصول در ارتباط هستند زیرا شرایط مثبت و منفی محیط روی رشد گیاه تاثیرگذار است و مسئول افزایش و کاهش فعالیت‌های فتوسنتزی گیاه می‌باشد که با اندازه‌گیری طیفی این شاخص‌ها می‌توان سلامت و کیفیت گندم را پایش نمود. موقعیت مهم شاخص NDVI به‌خاطر ارتباط نزدیک بین شاخص سطح برگ (LAI) و تشعشع فعال فتوسنتزی جذب شده می‌باشد که منجر به ایجاد یک رابطه‌ی خطی شده که با استفاده از آن نوع و میزان محصول قابل

1- OLCI Terrestrial Chlorophyll Index
2- Ocean and Land Colour Instrument
3- Medium Resolution Imaging Spectrometer

پیش‌بینی است. باتوجه به این‌که با افزایش فعالیت گیاه میزان NDVI در سطح برگ تقریبی خواهد بود، شاخص EVI باتوجه به در دسترس بودن آن در تصاویر ماهواره‌ای با دقت بالایی می‌تواند به تفکیک گندم آبی و دیم بپردازد.

شاخص پوشش گیاهی نرمال شده تفاضلی (NDVI)

در بین شاخص‌های سبزینگی‌های موجود، شاخص پوشش گیاهی نرمال شده تفاضلی (NDVI) بیشتر مورد استفاده قرار می‌گیرد این شاخص پاسخ گیاهان سالم و سبز را باند فروسرخ نزدیک و قرمز محاسبه می‌کند (Matsushita, Wei, Jin, Yuyichi, & Guoyn, 2007). دلیل این امر، خاصیت جذب نور قرمز توسط رنگدانه‌های موجود در کلروفیل است، که باعث می‌شود گیاهان انعکاس کمتری در این باند داشته باشند و انعکاس شدید NDVI گیاهان در بخش مادون قرمز طیف الکترومغناطیس است (Farajzadeh *et al*., 2005). شاخص از طریق رابطه (۱) محاسبه می‌گردد.

NDVI = (NIR-RED) / (NIR+RED) (۱)

مقادیر NDVI بین [۱ تا ۱-] متغیر است. مقدار کلی این شاخص برای پوشش گیاهی تنک در محدوده ۰/۱ تا ۰/۰۵، معمولی و نیمه‌متراکم ۰/۱ تا ۰/۵، متراکم و غنی (۰/۵) به بالا، آب، برف و یخ دارای مقادیر منفی، خاک دارای مقادیر کمتر از ۰/۰۵ در مناطق پوشیده از ابر تقریبا برابر با صفر است (Schucknecht, Erasmi, Niemeyer, & Matschullat, 2013). NDVI اثرات توپوگرافی و جوی را به حداقل می‌رساند (Mahmoud, Hasmadi, Alias, & Alias, 2016).

شاخص پوشش گیاهی بهبودیافته (EVI)

پوشش گیاهی بهبودیافته با استفاده از سیگنال‌های پوشش گیاهی در دامنه‌ی نمایه‌ی سطح برگ به‌وسیله‌ی استفاده از بازتاب طیف آبی برای تصحیح کاهش اثر جو و سیگنال‌های پس‌زمینه خاک برای افزایش دقت شاخص NDVI گسترش یافته است (Carlson, Gillies, & Perry, 1994). این شاخص برای شناسایی تغییرات ساختار گیاهان شامل شاخص سطح برگ، نوع و ساختار تاج پوششی گیاه بسیار کارآمد است (Huete *et al*., 2002). مقدار شاخص پوشش گیاهی بهبودیافته در محدوده (۱+) تا (۱-) می‌باشد. شاخص از طریق رابطه (۲) محاسبه می‌گردد.

EVI=2.5*(NIR – RED) / (NIR+ (6 * RED) +(7.5 * BLUE) +1) (۲)

شاخص تفاضل آبی نرمال شده (NDWI)

این شاخص به دلیل حساس بودن به خصوصیات مختلف مانند محتوای آبی گیاه انتخاب شد (Gao, 1996). در حالی‌که NDVI اطلاعاتی در مورد میزان فتوسنتز و محتوای کلروفیل فراهم می‌کند، از NDWI می‌توان به‌عنوان شاخص محتوای آب گیاه استفاده کرد. NDWI به‌طور گسترده‌ای جهت مطالعه محتوای آب پوشش‌های گیاهی مورد استفاده قرار گرفته است (Cheng, Zarco-Tejada, Riaño, Rueda, & Ustin, 2006) و برای نقشه‌برداری از مناطق آبیاری (Alexandridis *et al*., 2008). NDWI به‌عنوان نسبت بین بازتابش مادون قرمز نزدیک (NIR) و مادون قرمز میانه (MIR) از طریق رابطه (۳) محاسبه می‌شود (Gao, 1996).

NDWI= (NIR – MIR) /(NIR+ MIR) (۳)

طبقه‌بندی تصاویر

طبقه‌بندی را می‌توان یک فرآیند تصمیم‌گیری دانست که در آن داده‌های تصویری به فضای کلاس‌های مشخص انتقال می‌یابد. در حقیقت طبقه‌بندی یک نگاشت از فضای چندطیفی به فضای عوارض است (Arkhi & Adib-nejad, 2011). در پژوهش حاضر از طبقه‌بندی با ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM)[1] استفاده شد. دلیل عمده‌ی برتری نتایج SVM در مقایسه با سایر روش‌های طبقه‌بندی استفاده از ویژگی هندسی داده‌های آموزشی به‌جای ویژگی آماری آن‌هاست. هدف SVM یافتن ابر صفحه‌ای است که به بهترین شکل هر دو کلاس ممکن را از یکدیگر جدا کند (Tso & Mather, 2009). در داده‌های تفکیک‌پذیر دو کلاس با قابلیت تفکیک‌پذیری خطی وجود دارد و داده‌های آموزشی برای این دو کلاس به‌صورت زوج‌های مرتب {xi,yi},i=1,…,n,yi ∈ {-1,+1},xi ∈ Rd قابل بیان هستند. در این نوع نمایش xi ویژگی‌های نقطه‌ی iام و yi برچسب کلاس برای این داده است. هدف SVM یافتن ابر صفحه بهینه‌ای است که دو کلاس را به گونه‌ای از هم جدا کند که فاصله نزدیک‌ترین نمونه‌های آموزشی از دو کلاس به این ابر صفحه، از یکدیگر بیشینه گردد، این فاصله اصطلاحا حاشیه نامیده می‌شود (Tso & Mather, 2009). می‌توان هدف SVM راتعیین پارامترهای ابر صفحه به منظور بیشینه کردن این حاشیه دانست (Burges, 1998). از آنجا که کلاس در داده‌های سنجش از دور قابلیت تفکیک‌پذیری خطی ندارند باید از الگوریتم‌های غیر خطی برای تفکیک آن‌ها استفاده نمود. داده‌های گندم دیم و آبی مزارع امزاجرد و کبودرآهنگ به‌عنوان داده‌ی آموزشی الگوریتم SVM به‌کار رفت و سپس داده‌های ده ساله‌ی ماهواره‌های لندست و مادیس به‌عنوان داده‌ی آزمون به‌منظور طبقه‌بندی گندم دیم و آبی وارد نرم‌افزار R گردید.

1- Support Vector Machine

روش حداقل فاصله[1] به‌عنوان روش دیگری برای طبقه‌بندی تصاویر مورد آزمون قرار گرفت. طبقه‌بندی حداقل فاصله برای طبقه‌بندی داده‌های تصویر ناشناخته به کلاس‌هایی که فاصله بین داده‌های تصویر و کلاس را در فضای چند ویژگی به حداقل می‌رساند، استفاده می‌شود. فاصله به‌عنوان شاخص شباهت تعریف می‌شود به‌طوری‌که حداقل فاصله با حداکثر شباهت یکسان است. استفاده از روش‌های طبقه‌بندی حداقل فاصله در مسائل سنجش از دور، مانند شناسایی گونه‌های زراعی، در نظر گرفته شده است. به‌طور خاص در طبقه‌بندی حداقل فاصله، یک نمونه (یعنی گروهی از بردارها) در گروهی طبقه‌بندی می‌شود که توزیع شناخته شده یا برآورد شده آن شباهت زیادی به توزیع تخمینی نمونه برای طبقه‌بندی دارد. اندازه‌گیری شباهت، اندازه‌گیری فاصله در فضای توابع توزیع است (Wacker & Landgrebe, 1972).

روش نظارت شده جنگل تصادفی در طبقه‌بندی فاکتورهای بیولوژیک عملکرد قابل قبولی ارائه می‌دهد (Pelletier *et al.*, 2017). عملکرد این الگوریتم با شبیه‌سازی داده‌ها با درختان جنگل به‌دست می‌آید و درختان بیشتر به معنای جنگل مقاوم‌تر است. جنگل تصادفی یک الگوریتم یادگیری نظارت شده محسوب می‌شود. همانطور که از نام آن مشهود است، این الگوریتم جنگلی را به‌طور تصادفی می‌سازد. «جنگل» ساخته شده، در واقع گروهی از درخت‌های تصمیم[2] است. کار ساخت جنگل با استفاده از درخت‌ها اغلب اوقات به روش کیسه‌گذاری[3] انجام می‌شود. ایده اصلی روش کیسه‌گذاری آن است که ترکیبی از مدل‌های یادگیری، نتایج کلی مدل را افزایش می‌دهد. به‌طور مشابه، الگوریتم درخت تصادفی روی نمونه‌های داده، درختان تصمیم‌گیری می‌سازد و سپس از هر کدام از آن‌ها پیش‌بینی می‌گیرد و در نهایت به‌واسطه رای‌گیری، بهترین راه حل را انتخاب می‌کند. این یک روش گروهی است که از یک درخت تصمیم‌گیری مجزا بهتر است، زیرا با میانگین‌گیری در نتیجه، بیش برازش[4] را کاهش می‌دهد (Immitzer *et al.*, 2016). جنگل تصادفی، تصادفی بودن افزوده‌ای را ضمن رشد درختان به مدل اضافه می‌کند. این الگوریتم، به جای جست‌وجو به دنبال مهم‌ترین ویژگی‌ها هنگام تقسیم کردن یک گره[5]، به دنبال بهترین ویژگی‌ها در میان مجموعه تصادفی از ویژگی‌ها می‌گردد. این امر منجر به تنوع زیاد و در نهایت مدل بهتر می‌شود. جنگل‌های تصادفی برای بازه وسیعی از عناصر داده، نسبت به درخت تصمیم‌گیری مجزا، عملکرد بهتری دارند. در الگوریتم جنگل تصادفی نیازی به مقیاس‌پذیری داده وجود ندارد، زیرا حتی بدون مقیاس‌بندی داده، دقت خوبی باقی خواهد ماند. حتی در صورت فقدان بخش بزرگی از داده، الگوریتم‌های جنگل تصادفی دقت بالایی خواهند داشت.

1- Minimum Distance
2- Decision Trees
3- Bagging
4- over-fitting
5- Node

نتایج و بحث

میزان NDVI و EVI مزرعه کشت آبی و دیم گندم در سال‌های ۲۰۱۵ تا ۲۰۱۹ محاسبه شد. شکل ۲ تا ۴ روند به‌دست آمده از تغییرات هر دو شاخص را توسط ماهواره‌های لندست ۸ و مادیس نشان می‌دهد. در زمستان ۲۰۱۶ و ۲۰۱۸ مقدار منفی شاخص‌ها در هر دو تصاویر لندست ۸ و مادیس مشاهده شد که به‌علت بارش برف طولانی مدت و یخبندان زمستانه بود. پیک کوچکی در نمودار NDVI دیم و آبی در ماه نوامبر مشاهده شد که به علت جوانه‌زدن اولیه برگ‌های گندم در زمستان می‌باشد و پیک بزرگ‌تر زمان بیشینه سبزینگی را نشان می‌دهد که به‌ترتیب برای گندم آبی و دیم در ماه‌های مه و ژوئن اتفاق می‌افتد (برای نمونه عدد یکی از قله‌های NDVI در شکل‌های ۲ و ۳ نشان داده شده است). در مزرعه دیم نسبت به کشت آبی روند به‌دست آمده در دو ماهواره شیفت داده شده و پیک‌های بلندتری را نشان می‌دهد. از طرف دیگر وضوح طیف در ماهواره لندست بیش از نتایج ماهواره مادیس بود که نتایج مشابه برای تفکیک مزارع دیم و آبی سیب‌زمینی تاییدی بر آن می‌باشد (Shamal & Weatherhead, 2014). نتایج کلی به‌دست آمده از شکل ۲ تا ۴ عبارتند از:

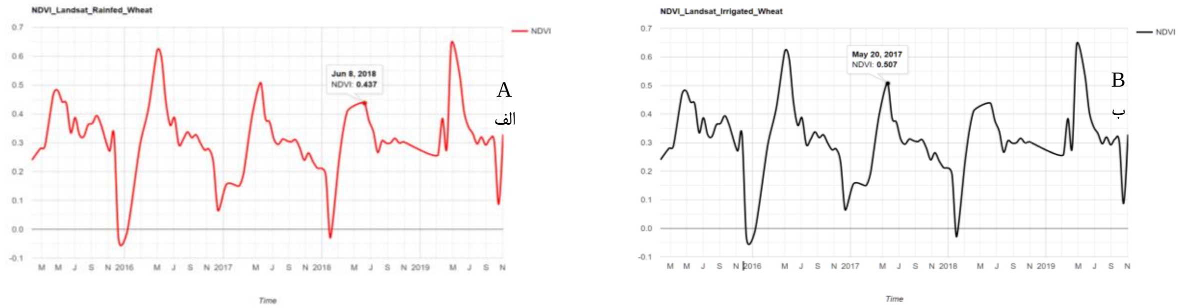
۱- روند افزایشی یا کاهشی NDVI و EVI با توجه به زمان اخذ تصویر لزوما روندی خطی با شیبی ثابت نیست. این مسئله می‌تواند به دلایلی مانند تغییرات پارامترهای هواشناسی باشد که گاهی موجب افزایش یا کاهش ناگهانی در مقادیر این شاخص‌ها می‌شود.

۲- با وجود غیرخطی بودن روند NDVI و EVI در طول زمان تقریبا در همه‌ی اراضی بیشینه‌ی سبزینگی و توده‌ی گیاهی مطابق انتظار درست در زمان قبل از برداشت گندم یعنی دهه‌ی سوم اردیبهشت تا دهه‌ی اول خرداد ثبت شده است.

۳- یکی از مواردی که مطابق انتظار در همه‌ی نمودارها آمده است افت شدید NDVI و EVI بعد از اوج نهایی آن است که دلیل آن قطعا زرد شدن و یا برداشت محصول است.

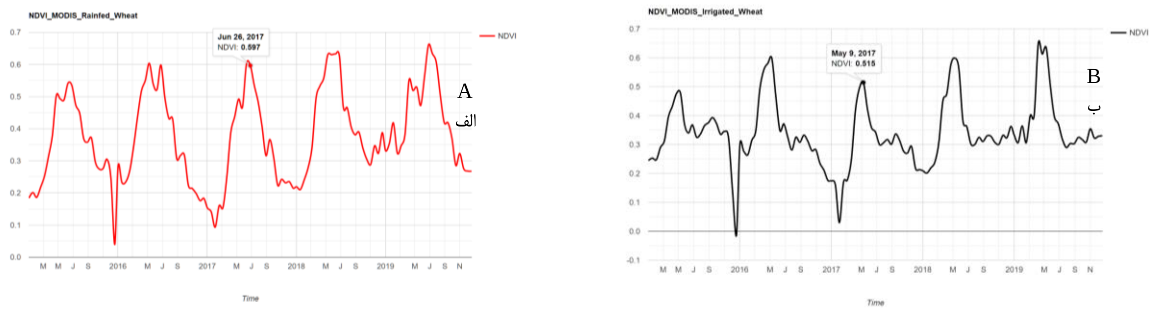
در شکل ۵ بیشینه NDVI محاسبه شده از تصاویر ماهواره لندست و مادیس برای مزارع گندم دیم و آبی برای هر سال در بازه مورد مطالعه نشان داده شده است. از تصاویر Thematic Mapper (TM) لندست ۸ برای مقایسه مشخصات NDVI مزارع گندم آبی و دیم استفاده شد. زیرا اطلاعات مربوط به NDVI را با وضوح مکانی بالاتر (۳۰ متر) از MODIS (۲۵۰ متر) فراهم می‌کند. از طرف دیگر به‌دلیل پوشش ابر تصاویر لندست ۸ همزمان از تصاویر مادیس هم

استفاده شد. همان‌طور که انتظار می‌رفت تفاوت آشکاری در شاخص‌های سبزینگی محاسبه شده مشاهده نشد و تفکیک کشت دیم و آبی تنها بر مبنای NDVI مشکل می‌باشد. بنابراین از NDWI برای تعیین محتوای آبی گندم استفاده شد تا از این طریق بتوان گندم آبی را تشخیص داد. شکل ۶ شاخص محاسبه شده را برای مزرعه آبی واقع در کبودرآهنگ و مزرعه دیم واقع در امزاجرد نشان می‌دهد. مطابق شکل ۶ در زمستان‌های یخبندان میزان NDWI به ۰/۸ و بیشتر رسیده است (در شکل ۶ در ماه ژانویه برای کشت آبی NDWI=0.767 و در کشت دیم NDWI=0.736 دیده می‌شود).



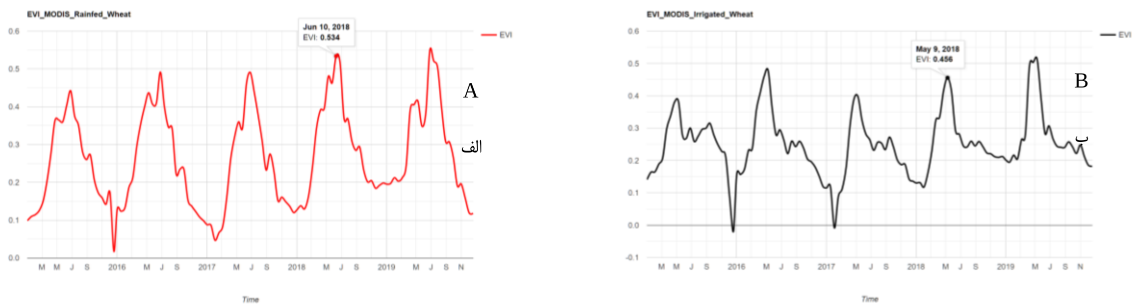
شکل ۲– مقدار NDVI محاسبه شده از تصاویر ماهواره لندست ۸ در ۲۰۱۹–۲۰۱۵ مزرعه کشت گندم الف– دیم و ب– آبی

Fig.2. Calculated NDVI value from Landsat 8 satellite images in 2019-2015 A- Rainfed and B- Irrigated wheat farms



شکل ۳– مقدار NDVI محاسبه شده از تصاویر سنجنده مادیس در ۲۰۱۹–۲۰۱۵ مزرعه کشت گندم الف– دیم و ب– آبی

Fig.3. Calculated NDVI value from MODIS images in 2019-2015 A- Rainfed and B- Irrigated wheat farms

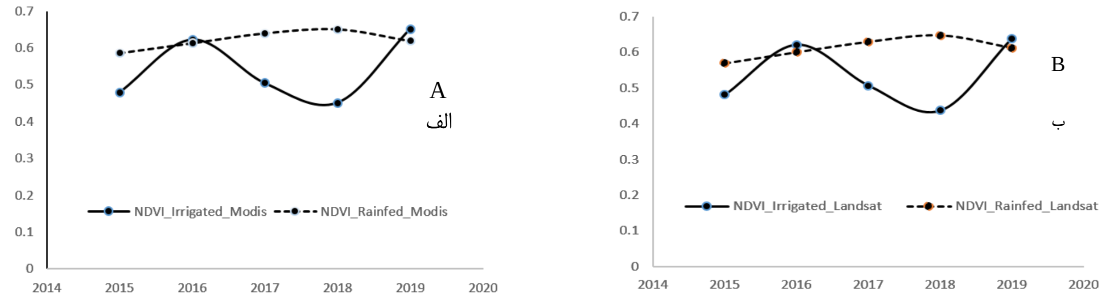


شکل ٤– مقدار EVI محاسبه شده از تصاویر سنجنده مادیس در ۲۰۱۹–۲۰۱۵ مزرعه کشت گندم الف– دیم و ب– آبی

Fig.4. Calculated EVI value from MODIS images in 2019-2015 A- Rainfed and B- Irrigated wheat farms

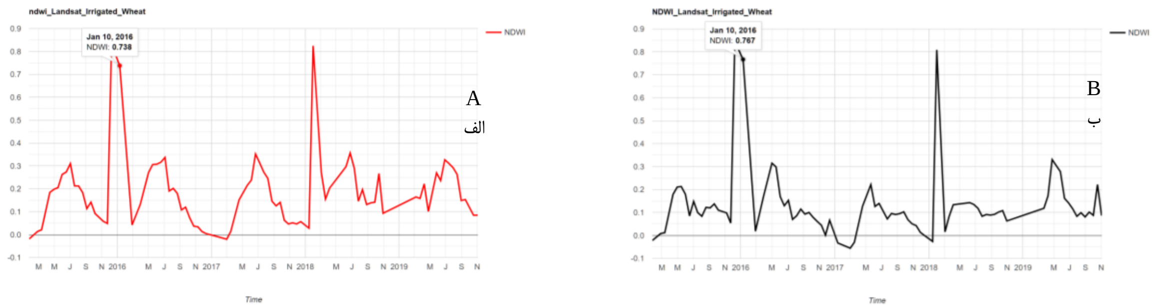
تفاوت معنی‌داری در نمودار در دوره رشد کامل مشاهده می‌شود (NDWI <0.40). این تفاوت در سال‌های ۲۰۱۵ و ۲۰۱۷ بیشتر است و پس از آن با زرد شدن گندم مقدار NDWI کاهش می‌یابد. اما تفاوت گندم دیم و آبی از نظر چگالی طیفی NDWI چندان محسوس نبود اگرچه زمان وقوع بیشینه و کمینه شاخص‌های NDWI و NDVI گندم دیم و آبی متفاوت می‌باشد که مبنای تفکیک آن‌ها قرار گرفت. همچنین استفاده از تصاویر طیفی (نوری و راداری) و تصاویر چند زمانه منجر به افزایش تعداد ویژگی‌ها در پردازش و در نتیجه افزایش دقت تحلیل نتایج گردید و از طرف دیگر سبب افزونگی اطلاعات طیفی و افزایش زمان محاسبه فرآیند طبقه‌بندی شد. برای جلوگیری از این تأثیر شاخص‌های ماهانه تجمعی محاسبه شد. استفاده از شاخص‌های تجمعی نشان‌دهنده عملکرد گیاه است و ارتباط

بین رشد گیاه و شاخص‌های طیفی تجمعی توسط داده‌های سنجش از دور به اثبات رسیده است (Myneni & Williams, 1994). مطابق مطالعات پیشین (Dong *et al.*, 2003) فرض شدکه سرعت و دامنه رشد گندم در بیشینه سبزینگی بین گندم آبی و دیم متفاوت است.



شکل ۵– مقدار NDVI بیشینه محاسبه شده از تصاویر الف– سنجنده مادیس و ب– ماهواره لندست ۸ در ۲۰۱۹–۲۰۱۵

Fig.5. Calculated maximum NDVI from images of A- MODIS and B- Landsat 8 satellite in 2019-2015



شکل ٦– مقدار NDWI محاسبه شده از تصاویر ماهواره لندست در ۲۰۱۹–۲۰۱۵ مزرعه کشت گندم الف– دیم و ب– آبی

Fig.6. Calculated NDVI from Landsat satellite images in 2019-2015 A- Rainfed and B- Irrigated wheat farms

تفکیک کشت گندم دیم و آبی از سایر محصولات

بر اساس اطلاعات به‌دست آمده از تصاویر مزارع گندم دیم و آبی، لایه وکتوری استان همدان به‌عنوان ورودی سامانه GEE درنظر گرفته شد. سپس از تصاویر ماهواره لندست در سال‌های ۲۰۱۹–۲۰۱۵ مجموعه شاخص‌ها استخراج شد و در نتیجه کل استان به سه منطقه زیر کشت گندم دیم، گندم آبی و پوشش گیاهی غیر از دو کلاس قبلی (سایر محصولات و باغات) تقسیم گردید. با استفاده از الگوریتم SVM تفکیک این سه کلاس انجام شد. اساساً طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشیتیبان یک جداکننده دودویی است. رهیافت کلی کاهش مسئله سه کلاسه در این پژوهش به چندین مسئله دودویی برای مسائل سه کلاسی است. هر یک از مسائل با یک جداکننده دودویی حل شد. سپس خروجی جداکننده‌های دودویی ماشین بردار پشیتیبان باهم ترکیب شده و به این ترتیب مسئله سه کلاسه حل شد. یکی از مسائلی که در ماشین بردار پشتیبان غیرخطی با آن مواجه هستیم، نحوه تعریف هسته و پارامترهای مرتبط با آن است. دسته شناخته شده‌ای از توابع هسته چون هسته چندجمله‌ای، RBF معرفی شده‌اند که نیازمند تنظیم شدن پارامترها جهت کارایی مطلوب است.

در این پژوهش از تابع هسته RBF به‌عنوان تابع هسته پایه ماشین بردار پشتیبان استفاده شد. در توابع RBF تنها پارامترهایی که باید تعیین شود، پارامتر C و γ است. هدف این است که مقادیر بهینه دو پارامتر C و γ برای کاربرد مورد نظر مشخص شود به گونه‌ای که ماشین بتواند داده‌های تست را با دقت خوبی پیشگویی کند و از بیش برازش جلوگیری کند. یکی از روش‌های ساده برای انتخاب پارامترهای مناسب تابع هسته با استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل است. در این پژوهش برای تعمیم طبقه‌بندی سه ماشین بردار پشتیبان از روش یکی در مقابل همه استفاده و ۷۰٪ داده‌ها جهت آموزش و ۳۰٪ داده‌ها جهت آزمایش در نظر گرفته شده است (Gupta, Das, Hellerstein, & Raskar, 2018). مقادیر c و γ به‌ترتیب ۲ و ($۲^{-۲}$) در نظر گرفته شد. طبقه‌بندی‌کننده حداقل فاصله از میانگین (MD) نیز برای جداسازی و تفکیک دو کلاس گندم دیم و آبی به‌کار رفت. در این تکنیک ابتدا میانگین همه طبقه‌ها که قبلاً با استفاده از روش تعیین نواحی تعلیمی از همدیگر تفکیک گردیده‌اند، تعیین و سپس فاصله اقلیدسی بازتاب هر پیکسل را از میانگین تمام طبقه‌ها محاسبه می‌کنند. سپس هر پیکسل به طبقه‌ای تعلق می‌گیرد که کمترین مقدار فاصله را تا میانگین آن طبقه داشته باشد.

در این مطالعه بـرای ثبـت تـصاویر مزارع به تعـداد قابـل قبـول و بـا پراکنش مناسب نقاط کنترل روی تصویر انتخـاب شـد. بـرای یـافتن رابطه مختصاتی بین نقاط کنتـرل زمینـی و پیکسـل‌هـای تصـویر از معادلـه چنـد جملـه‌ای درجـه اول و نمونـه‌بـرداری مجـدد بـه روش نزدیک‌ترین همسایه اسـتفاده شـد. در طبقه‌بندی تصـویر، اسـتفاده از روش نزدیـک‌تـرین همســایه کــه کمتـرین اثـر را روی درجـات خاکستری دارد، مـی‌توانـد انتخـاب مناسب‌تری نسبت به روش‌هـای دیگـر باشـد. چـرا کـه ایجـاد درجـات خاکستری غیـر واقعـی گـاه روش‌های طبقـه‌بنـدی را بـه اشتباه مـی‌انـدازد. در ایـن روش عمـلاً هیچ‌گونه محاسـبه‌ای انجـام نمی‌پذیرد و از مقادیر حقیقـی موجـود در تصویر استفاده می‌شود، بنابراین ارقام جدیدی که گاه ممکن است غیر واقعـی باشـند را تولیـد نمـی‌نمایـد (Fatemi & Rezaee, 2005). هرچند خطای میانگین مربعات کمتـر از یک پیکسل مقدار قابل‌قبولی مـی‌باشـد، بـا ایـن وجـود بـرای اطمینـان بیشـتر چگـونگی انطبـاق عوارض بدون تغییـر تـصویر بـا تصویر ETM بررسی شـد. محاسـبه سطح زیر کشت گیاه زعفران نشان داد که دقت این روش نسـبت بـه سایر روش‌های طبقه‌بندی مورد تایید مـی‌باشـد و میـزان خطـای آن پایین است (Rahimzadegan & Pourgholam, 2016). جـدول ۱ و ۲ نتایج ماتریس اغتشاش الگوریتم SVM و MD را برای سال‌های مورد مطالعه به‌ترتیب در دو گندم دیم و آبی و سه کلاس (گندم دیـم و آبی و سایر کشت‌ها) نشان می‌دهد. همانطور که مشـاهده مـی‌شـود (جدول ۱) ۱۰٪ کلاس گندم دیم در هیچ‌یک از دو کلاس نمی‌گنجد. به همـین دلیـل سـه کـلاس تعریـف شـد تـا ۱۰۰٪ محصـولات در طبقه‌بندی قرار بگیرد. نتایج قدرت تفکیک مناسبی با دقـت ۰/۷۳۷ و ۰/۹۴۵ را به‌ترتیب در دو و سه کلاس نشان می‌دهند.

جدول ۱– ماتریس اغتشاش تفکیک گندم دیم و آبی در کل استان همدان

Table 1- Confusion matrix of separation of rainfed and irrigated wheat in the whole province of Hamadan

ماتریس اغتشاش **Confusion matrix**	گندم آبی **Irrigated wheat**	گندم دیم **Rainfed wheat**
گندم آبی Irrigated wheat	70%	30%
گندم دیم Rainfed wheat	20%	70%

جدول ۲– ماتریس اغتشاش تفکیک گندم دیم و آبی و سایر محصولات در کل استان همدان

Table 2- Confusion matrix of separation of rainfed and irrigated wheat from other crops in the whole province of Hamadan

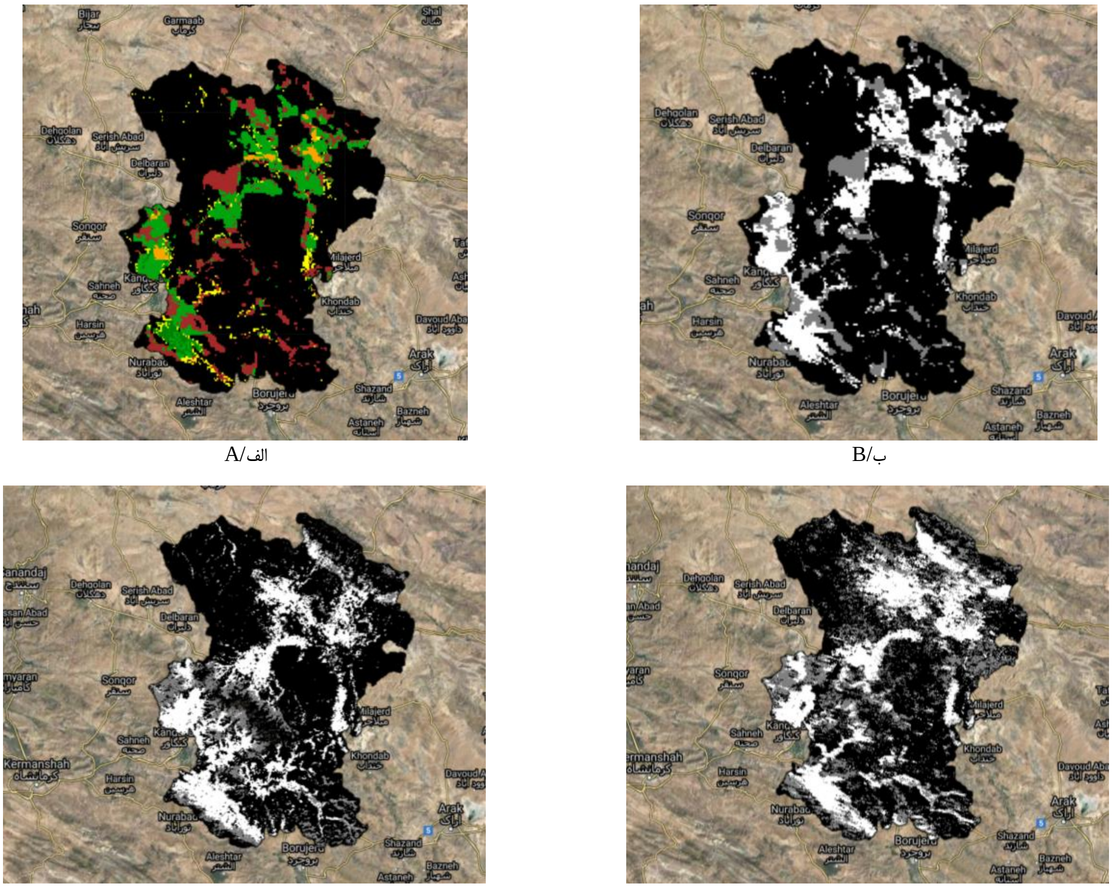
ماتریس اغتشاش **Confusion matrix**	گندم آبی **Irrigated wheat**	گندم دیم **Rainfed wheat**	سایر محصولات **Other crops**
گندم آبی Irrigated wheat	90%	10%	0
گندم دیم Rainfed wheat	10%	80%	10%
سایر محصولات Other crops	0	10%	90%

با توجه به شباهت گندم دیم و آبی، رشد فنولوژیکی سبزینگی در گندم دیم و آبی ملاک عمل قرار گرفت. در مرحله بعدی با اسـتخراج ویژگی‌های تصاویر از مزارع مورد مطالعه، سطح زیر کشت گندم دیـم و آبی در کل سطح استان همدان پیش‌بینی شد.

محاسبه مساحت زیرکشت دیم و آبی گندم استان همدان

به‌منظور محاسبه مسـاحت زیرکشـت گنـدم عـلاوه بـر سـنجنده مادیس، ماهواره سنتینل ۳ با توجه به توانایی تشخیص دقیق کلروفیل به‌کار رفت. با توجه به این‌که تصویربرداری ماهواره سنتینل ۳ از سال ۲۰۱۶ آغاز شده است تهیه نقشه کشت دیم و آبی و همچنین محاسبه سطح زیر کشت در سال ۲۰۱۶ انجام شد. شکل‌های ۷ نقشـه مـزارع زیرکشت دیم و آبی بر اساس الگوریتم‌های جنگل تصـادفی را نشـان می‌دهد. تغییرات رنگ‌ها در نقشه‌ها حاکی از آن اسـت کـه در نقشـه پایه رنگ سبز کشت دیم و رنگ نـارنجی تـا قهـوه‌ای کشـت آبـی را نشان می‌دهد. در نقشه grayscale رنگ سفید مناطق کشـت دیـم و مناطق خاکستری مناطق تحت کشت آبـی را فـارغ از نـوع محصـول نشان می‌دهد. در نقشه به‌دست‌آمده از ماهواره‌ها مبنا محاسبه NDVI بود و همانطور که مشاهده می‌شود دقت پیکسل‌ها نسبت به نقشه مبنا

افزایش یافته است. به‌علاوه در نقشه به‌دست آمده از تصاویر ۱۶ روزه ماهواره سنتینل ۳ به‌علت توانایی تشخیص کلروفیل و تـوان تفکیـک طیفی در ۲۱ باند در محدوده مرئی تا مادون قرمز نزدیک، کشت‌هـای پراکنده نیز مشاهده می‌شوند. جـدول ۳ نیـز تاییدکننـده ایـن قابلیـت سنتینل ۳ می‌باشد که مساحت بیشتری برای محصولات دیـم و آبـی پیش‌بینی می‌کند.



شکل ۷– تفکیک کشت دیم و آبی در استان همدان الف– نقشه RGB پایه ب– نقشه Grayscale پایه، ج– تصویر سنجنده مادیس، د– تصویر ماهواره سنتینل

Fig. 7. Separation of rainfed and irrigated crops in Hamedan province A- Basic RGB map B- Grayscale basic map, C- MODIS image, D- Sentinel satellite image

جدول ۳ مساحت زیـر کشـت کـل محصـول را در ۲۰۱۶ نشـان می‌دهد. با توجه به این‌که احتمال دیده شدن مزارع با وسعت پایین در تصاویر ماهواره سنتینل ۳ بـا قـدرت تفکیـک مکـانی ۵۰۰ و سـنجنده مادیس با توان ۲۵۰ متر کمتر می‌باشد و از طـرف دیگـر آمـار کشـت خرده مالکان در مرکز تحقیقات کشاورزی و سازمان جهـاد کشـاورزی استان ثبت نشده است امکان بررسی دقیق داده‌های زمینـی بـا نتـایج به‌دست آمـده وجـود نـدارد. در بسـیاری از مقـالات (Pageot *et al.*, 2020; Sepulcre-Canto *et al.*, 2008) باتوجـه بـه آمـار دقیـق موجود در مراکز کشاورزی می‌توان حتی با تصـاویر بـه‌دسـت آمـده از یک سنجنده و تنها یکی از الگوریتم‌های موجود با دقت قابـل قبـولی تفکیک محصولات زراعی و باغی را انجام داد و یا مساحت زیرکشـت هرکدام را محاسـبه نمـود (Ajadi *et al.*, 2021; Nguyen *et al.*, 2020). علت دیگر تفاوت تصاویر با داده‌های زمینـی مـی‌توانـد بـازه طولانی مدت برداشت باتوجه به شرایط اقلیمی حـاکم در کـل اسـتان باشد به این ترتیب که گندم شهرستان‌هـای جنـوبی زودتـر برداشـت می‌شوند که در مقایسه بـا مـزارع گنـدم شـمال اسـتان همـدان بـازه برداشت به حدود ۴۵ تا ۵۰ روز می‌رسد. در نتیجه تصویری کـه بـرای مثال در اردیبهشت ماه برداشت می‌شود بازتاب رنگ زرد خوشـه‌هـای رسیده گندم جنوب استان را نشان می‌دهد در حالی‌که در همین تاریخ گندم‌های شمال استان هنوز سبز هستند و یک ماه یا بیشتر تـا زمـان

برداشت آن‌ها باقی است. این تفاوت‌ها در مزارع آستان قدس رضوی به‌منظور تفکیک غلات، محصولات جالیزی و باغات دیده شد (Alipour *et al*., 2014).

جدول ۳- مساحت زیرکشت محصولات دیم و آبی در کل استان همدان

Table 3. Area of cultivation of rainfed and irrigated crops in the whole province of Hamadan

مساحت Area (km^2)	محصولات آبی irrigated crops	محصولات دیم Rainfed crops
ماهواره سنتینل ۳ Sentinel 3	4700.7020	4219.0875
سنجنده مادیس Modis	4265.1152	4157.1207

نتیجه‌گیری

نتایج این پژوهش نشان داد روش مناسب برای تفکیک گندم دیم و آبی استفاده همزمان از چند شاخص می‌باشد. همچنین بیشترین تمایز در بیشینه سبزینگی یعنی حدود یک ماه پیش از برداشت می‌باشد. الگوریتم‌های طبقه‌بندی MD و SVM می‌تواند با دقت ۹۰٪ و ۸۰٪ (جدول ۲) به‌ترتیب گندم آبی و دیم را از سایر محصولات تشخیص دهد. از قابلیت سنجنده‌های مختلف برای این جداسازی استفاده شد و درنهایت مساحت زیر کشت محصولات آبی و دیم استان استخراج گردید. این اطلاعات برای برآورد میزان مصرف انرژی و استفاده از نهاده‌ها و میزان نیاز به ماشین‌های کشاورزی مفید می‌باشند. نقشه تفکیک محصولات آبی و دیم استان بر اساس الگوریتم جنگل تصادفی با استفاده از تصاویر ماهواره سنتینل ۳ به‌دست آمد که می‌تواند میزان باروری زمین‌های کشاورزی استان را نشان می‌دهد. پیشنهاد می‌گردد این نقشه‌ها به تفکیک محصولات استراتژیک و در سال‌های مختلف استان تهیه شود تا بتوان میزان تولید خالص استان همدان از هر محصول را برآورد نمود. همچنین می‌توان توانایی سایر سنجنده‌ها و ماهواره‌ها و یا سایر شاخص‌های گیاهی را در تفکیک کشت گندم دیم و آبی مطالعه نمود.

References

1. Ajadi A. O., Barr, J., Liang, S. Z., Ferreira, R., Kumpatla, S. P., Patel, R., & Swatantran, A. (2021). Large-scale crop type and crop area mapping across Brazil using synthetic aperture radar and optical imagery. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, *97*, 1-16. https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102294
2. Akbari, M., Mamanpoush, A. R., Gieske, A., Miranzadeh, M., Torabi, M., & Salemi, H. R. (2006). Crop and land cover classification in Iran using Landsat 7 imagery. *International Journal of Remote Sensing*, *27*(19), 4117-4135. https://doi.org/10.1080/01431160600784192
3. Alexandridis, T. K., Zalidis, G. C., & Silleos, N. G. (2008). Mapping irrigated area in Mediterranean basins using low cost satellite Earth Observation. *Computers and Electronics in Agriculture*, *64*(2), 93-103. https://doi.org/10.1016/j.compag.2008.04.001
4. Alipour, F., Agh-Khani, M. H., Abbaspour-Fard, M. H., & Sepehr, A. (2014). Limiting and estimating the area under cultivation of agricultural products to help satellite images (Case study: Astan Quds Razavi sample farm). *Journal of Agricultural Machinery*, *4*(2), 244-254. (in Persian). https://doi.org/10.22067/jam.v4i2.34827
5. Arekhi, S., & Adib-nejad, M. (2011). Evaluating the efficiency of support vector machine algorithms for land use classification using Landsat + ETM satellite data (Case study: Ilam area). *Iranian Range and Desert Research*, *3*(44), 420-440. (in Persian).
6. Bazzi, H., Baghdadi, N., Ienco, D., El Hajj, M., Zribi, M., Belhouchette, H., Escorihuela, M. J., & Demarez, V. (2019). Mapping Irrigated Areas Using Sentinel-1 Time Series in Catalonia, Spain. *Remote Sensing*, *11*, 1836. https://doi.org/10.3390/rs11151836
7. Burges, C. J. C. (1998). A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data Mining and Knowledge Discovery*, *2*, 121-167.
8. Carlson, T. N., Gillies, R. R., & Perry, E. M. (1994). A method to make use of thermal infrared temperature and NDVI measurements to infer surface soil water content and fractional vegetation cover. *Remote Sensing Reviews*, *9*(1-2), 161-173. https://doi.org/10.1080/02757259409532220
9. Cheng, Y. B., Zarco-Tejada, P. J., Riaño, D., Rueda, C. A., & Ustin, S. L. (2006). Estimating vegetation water content with hyperspectral data for different canopy scenarios: Relationships between AVIRIS and MODIS indexes. *Remote Sensing of Environment*, *105*(4), 30 2006, 354-366
10. Delloye, C., Weiss, M., & Defourny, P. (2018). Retrieval of the canopy chlorophyll content from Sentinel-2

spectral bands to estimate nitrogen uptake in intensive winter wheat cropping systems. *Remote Sensing of Environment*, *216*, 245-261. https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.06.037

11. Demarez, V., Helen, F., Marais-Sicre, C., & Baup, F. (2019). In-Season Mapping of Irrigated Crops Using Landsat 8 and Sentinel-1 Time Series. *Remote Sensing*, *11*(2), 118. https://doi.org/10.3390/rs11020118
12. Dong, J., Kaufmann, R. K., Myneni, R. B., Tucker, C. J., Kauppi, P. E., Liski, J., Buermann, W., Alexeyev, V., & Hughesg, M. K. (2003). Hughes. Remote sensing estimates of boreal and temperate forest woody biomass: Carbon pools, sources, and sinks. *Remote Sensing of Environment*, *84*, 393-410. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00130-X
13. Droogers, P. 2002. Global irrigated area mapping: overview and recommendations, Working Paper 36, International Water Management Institute. Colombo, Sri Lanka.
14. Drusch, M., Del Bello, U., Carlier, S., Colin, O., Fernandez, V., Gascon, F., Hoersch, B., Isola, C., Laberinti, P., Famiglietti, J. S., & Rodell, M. (2013). Water in the balance. *Science 340(6138)*, 1300-1301. https://doi.org/10.1126/science.1236460
15. Farajzadeh, M. (2005). *Drought from Concept to Solutions*. National Geographical Organization Publication.
16. Fatemi, S. B., & Rezaee, F. (2005). *Fundamental of Remote Sensing*. 1st Pub, Azade Publication. Tehran.
17. Ferrant, S., Selles, A., Le Page, M., Herrault, P. A., Pelletier, C., Al-Bitar, A., Mermoz, S., Gascoin, S., Bouvet, A., & Saqalli, M. (2017). Detection of irrigated crops from Sentinel-1 and Sentinel-2 data to estimate seasonal groundwater use in south India. *Remote Sensing*, *9*, 11-19. https://doi.org/10.3390/rs9111119
18. Gao, B. C. (1996). NDWI-A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing Environment*, *58*, 257-266. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3
19. Gao, F., Schaaf, C. B., Strahler, A. H., Roesch, A., Lucht, W., & Dickinson R. (2005). MODIS biodirectional reflectance distribution function and albedo climate modeling grid products and the variability of albedo for major global vegetation types. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, *110*, 1-13. https://doi.org/10.1029/2004JD005190
20. Giannini, A., & Bagnoni, V. (2000). Schede di tecnica irrigua per l'agricoltura toscana. ARSIA– Servizio Telematico Irrigazione. Regione Toscana, EFFEMME Lito, Firenze, pp. 66-97 ISBN 88-8295-015-018.
21. Gupta, O., Das, A. J., Hellerstein, J., & Raskar, R. (2018). Machine Learning approaches for large scale classification of produce, Scientific Reports Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA, 02139, USA. pp. 8:5226. DOI: https://doi.org/10.1038/s41598-018-23394-3
22. Guzinski, R., & Nieto, H. (2019). Evaluating the feasibility of using Sentinel-2 and Sentinel-3 satellites for high-resolution evapotranspiration estimations. *Remote Sensing of Environment*, *221*, 157-172. https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.11.019
23. Hartmann, D. L., Tank, A. M. K., Rusticucci, M., Alexander, L. V., Brönnimann, S., Charabi, Y. A. R., Dentener, F. J., Dlugokencky, E. J., Easterling, D. R., & Kaplan, A. (2013). Observations: atmosphere and surface. Climate Change 2013 the Physical Science Basis: Working Group I Contribution to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press, Cambridge, UK.
24. Heenkenda, M. K., Joyce, K. E., Maier, S. W., & De Bruin, S. (2015). Quantifying mangrove chlorophyll from high spatial resolution imagery. *ISPRS Photogrammetry of Remote Sensing*, *108*, 234-244. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2015.08.003
25. Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X., & Ferreira, L. G. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, *83*(1-2), 195-213.
26. Immitzer, M., Vuolo, F., Atzberger, C., Immitzer, M., Vuolo, F., & Atzberger, C. (2016). First experience with Sentinel-2 data for crop and tree species classifications in central Europe. *Remote Sensing*, *8*, 166. https://doi.org/10.3390/rs8030166
27. Mahmoud, A. M. A., Hasmadi, M., Alias, M. S., & Alias, M. A. (2016). Rangeland degradation assessment in the south slope of the Al-Jabal Al-Akhdar, northeast Libya using remote sensing technology. *Rangeland Science*, *6*(1), 73-81.
28. Martimort, P. (2012). Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services. *Remote Sensing of Environment*, *120*, 25-36.
29. Matsushita, B., Wei, Y., Jin, C., Yuyichi, O., & Guoyn, Q. (2007). Sensivity of the enhanced vegetation index (EVI) and NDVI to topographic effects: A case study in high-density Cypress forest. *Sensors*, *7*(11), 2636-2651. https://doi.org/10.3390/s7112636
30. Morfitt, R., Barsi, J., Levy, R., Markham, B., Micijevic, E., Ong, L., Scaramuzza, P., & Vanderwerff, K. (2015). Landsat-8 operational land imager (OLI) radiometric performance on-orbit. *Remote Sensors*, *7*, 2208-2237.
31. Myneni, R., & Williams, D. (1994). On the relationship between FAPAR and NDVI. *Remote Sensing of Environment*, *49*, 200-211. https://doi.org/10.1016/0034-4257(94)90016-7
32. Nguyen, T. T., Hoang, T. D., Pham, M. T., Vu, T. T., Nguyen, T. H., Huynh, Q. T., & Jo, J. (2020). Monitoring agriculture areas with satellite images and deep learning. *Applied Soft Computing*, *95*, 1-16. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106565

33. Pageot, Y., Bau, F., Inglada, J., Baghdadi, N., & Demarez, V. (2020). Detection of Irrigated and Rainfed Crops in Temperate Areas Using Sentinel-1 and Sentinel-2 Time Series. *Remote Sensing*, *12*, 1-19. https://doi.org/10.3390/rs12183044
34. Pastor-Guzman, J., Brown, L., Morris, H., Bourg, L., Goryl, P., Dransfeld, S., & Dash, J. (2020). The sentinel-3 OLCI terrestrial chlorophyll index (OTCI): algorithm improvements, spatiotemporal consistency and continuity with the MERIS archive. *Remote Sensing*, *12*, 2652-2674. https://doi.org/10.3390/rs12162652
35. Pelletier, C., Valero, S., Inglada, J., Champion, N., Marais Sicre, C., & Dedieu, G. (2017). Effect of Training Class Label Noise on Classification Performances for Land Cover Mapping with Satellite Image Time Series. *Remote Sensing*, *9*, 173. https://doi.org/10.3390/rs9020173
36. Peña-Arancibia, J. L., McVicar, T. R., Paydar, Z., Li, L., Guerschman, J. P., Donohue, R. J., Dutta, D., Podger, G. M., van Dijk, A. I. J. M., & Chiew, F. H. S. (2014). Dynamic identification of summer cropping irrigated areas in a large basin experiencing extreme climatic variability. *Remote Sensing of Environment*, *154*, 139-152. https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.08.016
37. Rahimzadegan, M., & Pourgholam, M. (2016). Determining the area under saffron cultivation using Landsat images (Case study: City Torbat Heydariyeh). *Remote Sensing and GIS in Natural Resource*, *7*(4), 97-115. (in Persian). https://doi.org/10.22048/jsat.2017.48518.1194
38. Schucknecht, A., Erasmi, S., Niemeyer, I., & Matschullat, J. (2013). Assessing vegetation variability and trends in north-eastern Brazil using AVHRR and MODIS NDVI time series. *Remote Sensing*, *46*, 40-59. https://doi.org/10.5721/EuJRS20134603
39. Sepulcre-Canto, G., Zarco-Tejada, P. J., Sobrino, J. A., Berni, J. A. J., Jimenez-Munoz, J. C., & Gastellu-Etchegorry, J. P. (2008). Discriminating irrigated and rainfed olive orchards with thermal ASTER imagery and DART 3D simulation. *Agricultural and Forest Meteorology*, *149*, 962-975. https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2008.12.001
40. Shamal, S. A. M., & Weatherhead, K. (2014). Assessing spectral similarities between rainfed and irrigated croplands in a humid environment for irrigated land mapping. *IP Publication Ltd*, *43*(2), 109-114. https://doi.org/10.5367/oa.2014.0168
41. Tso, B., & Mather, P. (2009). *Support Vector machines, in Classification Methods for Remotely sensed Data*. 1st ed: CRC Press: 125-153.
42. Vogel, E., Donat, M. G., Alexander, L. V., Meinshausen, M., Ray, D. K., Karoly, D., Meinshausen, N., & Frieler, K. (2019). The effects of climate extremes on global agricultural yields. *Environmental Research Letters*, *14*(5), 1-13. https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab154b
43. Vuolo, F., Dash, J., Curran, P. J., Lajas, D., & Kwiatkowska, E. (2012). Methodologies and uncertainties in the use of the terrestrial chlorophyll index for the Sentinel-3 mission. *Remote Sensing*, *4*, 1112-1133. https://doi.org/10.3390/rs4051112
44. Vuolo, F., Neuwirth, M., Immitzer, M., Atzberger, C., & Ng, W. T. (2018). How much does multi-temporal Sentinel-2 data improve crop type classification? *Applied Earth Observation and Geo-information*, *72*, 122-130. https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.06.007
45. Wacker, A. G., & Landgrebe, D. A. (1972). *Minimum Distance Classification in Remote Sensing*. LARS Technical Reports. Paper 25. https://docs.lib.purdue.edu/larstech/25
46. Wardlow, B. D., Egbert, S. L., & Kastens, J. H. (2007). Analysis of time-series MODIS 250 m vegetation index data for crop classification in the U.S. Central Great Plains. *Remote Sensing of Environment*, *108*(3), 290-310. https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.11.021